

鋼板表面検査装置の開発とDX化への取り組み

Development of Automatic Steel Surface Inspection System toward Digital Transformation

今野 雄介* 椎原 秀行 古家 順弘
Yusuke KONNO Hideyuki SHIIBARA Nobuhiro FURUYA
小林 尊道 梅村 純
Takamichi KOBAYASHI Jun UMEMURA

抄 録

鉄鋼製造プロセスは、高炉から製鋼～圧延～焼鈍～めっきまで多数の工程から成り、溶鋼中の不純物や各製造工程の異常に伴い様々な表面欠陥が発生する可能性がある。1つの工程で発生した表面欠陥が下流工程に伝搬して最終工程で欠陥が発見された場合、大量の不合格材が原因工程から最終工程の間で発生する。そのため、従来より各工程出側での目視検査が不可欠であり、熟練検査員の技能に頼った検査が行われてきた。しかしながら目視による検査は、その結果の定量性・再現性に欠け、また技能伝承が難しいという問題があった。この問題に対して、自動表面検査装置を開発し、目視検査の自動化を推進した。各工程の出側に自動検査装置を設置し、それらを統合して運用することで、操業・設備異常の早期発見や大量不合格材の発生防止、欠陥低減による歩留向上などが可能となった。

Abstract

The steel manufacturing process consists of numerous steps from blast furnace to rolling, annealing, plating, and various surface defects may occur due to inclusion in the molten steel or abnormalities in each manufacturing process. If a surface defect that occurs in one process propagates to downstream processes and is discovered in the final process, a large amount of incompatible material is generated between the originating process and the final process. Therefore, visual inspection at the exit of each process has been indispensable, and has traditionally relied on highly skilled inspectors. However, visual inspection lacks quantification and reproducibility of results, and it is difficult to transfer skills. To solve this problem, we developed an automatic surface inspection system to promote automation of visual inspections. By installing an automatic inspection device at the exit of each process and integrating its operation, it has become possible to detect operational and facility abnormalities at an early stage, prevent the generation of large amounts of incompatible materials, and improve yields by reducing defects.

1. 緒 言

鉄鋼製造プロセスは、大きく分けて鉄鉱石や石炭などの原料から溶銑・溶鋼を経て、半製品であるスラブ・ピレットを作るまでの上工程と、半製品に対して固体のまま圧延・熱処理・めっきなどの加工を施して最終製品に仕上げる下工程に大別される。薄板プロセスの場合、下工程は熱間圧延～酸洗～冷間圧延～焼鈍～めっきから成るが、スラブから最終製品までに要する時間は最短でも1週間程度であり、また各工程で表面に発生した欠陥は、軽微なものを除き最終製品に残留するため、各工程の出側の検査で、自工程で

発生した欠陥を検出し原因を除去することが望ましい。

この目的のために、従来より各工程の出側に検査員を配置して目視による表面検査が行われている(図1)。目視検査の結果を品質改善に活用しているが、データ集約・管理作業の効率化と改善業務の活性化を進めるために、デジタルデータへの転換を行うべく、表面検査装置の導入を推進した。国内では1980年代より表面の汚れなどの外乱が少ない最終製品側から適用が始まった。

初期の検査装置は、アレイ型の撮像素子が未発達であったため、光源側をスポットビームとして表面をガルバノミラー等でスキャンし、導光管にて光電管へ受光させる方式

* プロセス研究所 リーディングリサーチャ 千葉県富津市新富 20-1 〒293-8511

が主流となった。特に、光源をレーザーとして表面欠陥による回折パターンをマスクにより空間フィルタリングする方式は1990年代国内で広く普及した²⁾。この当時はアナログ信号処理主体であり、欠陥の強調・検出などは光電管出力1次元信号のバンドパスフィルタ処理とコンパレータによる閾値処理で行われていた。

1990年代になるとCCDなどの固体撮像素子が実用的になり、レーザー式では検出が難しい薄い面状の汚れなども画像化できるようになった。2000年代以降はこのカメラ撮像方式が主流となった。信号処理も一旦メモリ上に2次元画像を蓄積し、空間フィルタ～二値化～ラベリング～特徴抽出～機械学習手法による種別・等級判定を行う方式が標準となっている³⁻⁵⁾。この信号処理により、欠陥以外の無害な汚れなどの判別能力が格段に向上し、レーザー式では冷間圧延以降に限定されていた表面検査装置の適用範囲が、酸洗以前の熱間圧延やスラブ連続製造の工程まで拡大し、下工程のほぼすべての工程に適用されるようになっていく⁶⁾。

日本製鉄(株)は1990年代後期より、自社製表面検査装置の研究開発に着手し、1998年の実機1号機以降、全社への普及を図り2023年現在では導入ライン数は、連続製造側～薄板各工程、厚板、線材等、およそ100台である(図2)。



図1 検査員による目視検査
Surface inspection by human inspector

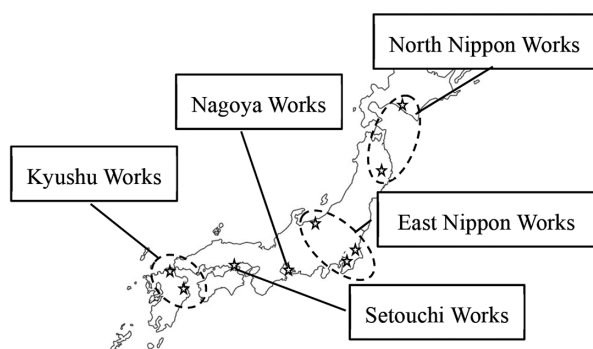


図2 自社製検査装置の稼働状況(2023)
Status of Nippon Steel's surface inspection system

2. 表面検査装置の目的

鉄鋼業では、出荷する商品の品質保証と、製造工程の品質管理を行う目的で、鋼材の表面検査を実施している。

表面欠陥に関する品質保証の業務は、顧客が鋼材を使用する際に障害となる表面欠陥が出荷品に含まれていないことを検査工程で確認して、出荷の判断を行うことである。コイルと呼ばれる薄鋼板の一般的なサイズは、長さ1～数km、幅1～2mであり、その表面に数100 μm ～数m程度の欠陥が、複数個存在する場合がある。表面処理工程では、時速10～20kmで移動している鋼材から欠陥をすべて確認する作業と、鋼材を停止して、表面を砥石で研磨して難視認性の凹凸欠陥を確認する作業は、検査員の精神的、体力的な負担が大きい。そこで、欠陥の場所や画像を検査員にガイダンスし、注意喚起をすることで欠陥の見逃しを防止することを目的として、表面検査装置の導入を進めた。

日本製鉄では、顧客から要望される特性の鋼材を各地の工場日々製造している。表面欠陥に関する品質管理の業務は、連続製造から圧延～焼鈍～めっきに至る複数の工場の操業条件を管理し、表面欠陥の発生頻度を抑えて品質ばらつきを低減し、品質トレンドを管理する定常業務と、品質異常の原因を突き止め、対策の効果検証と標準化を行う改善業務がある。改善業務の起点は品質異常の把握であり、コイルの表面欠陥の分布を正しく認識するための情報収集作業の効率化が課題である。表面検査装置を導入する目的は、日々製造するコイルのどこに、どのような原因の表面欠陥が存在するのか、欠陥の名称や発生位置および画像をデータとして保管することである。現在、品質異常の改善や、新商品を製造する条件を見極めるための品質トレンド管理に、表面検査装置を活用している。

3. 表面検査装置の構成

3.1 システム構成

図3に日本製鉄で開発した表面検査装置のシステム構成を示す。汎用のラックマウント型x86サーバPCで構成されており、特殊なハードウェアへの依存性を極力下げてい

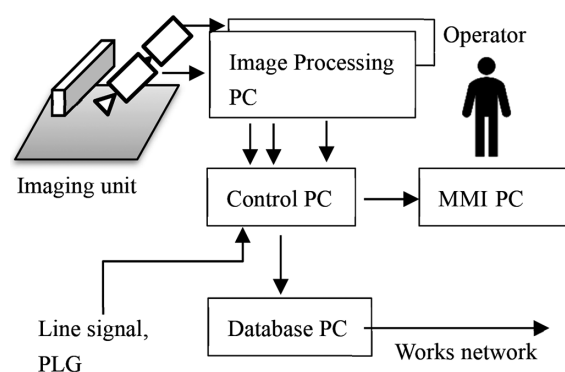


図3 自社製表面検査装置の構成
Diagram of developed surface inspection system

る。また、探傷結果やパラメータなどのデータはすべてRDBMS (リレーショナルデータベース) 上に保存しているため、後述のような外部データ活用が容易に行えるようになっていく。

3.2 光学系

鉄鋼表面には、様々な表面欠陥が発生するので欠陥を画像として顕在化させるためには、照明とカメラから成る光学系を欠陥の光学的特性に応じて適切に設計する必要がある。また、表面には無害な汚れやスケールなどが存在し、これらが偽欠陥 (過検出) の要因となる。偽欠陥は、後段の判定処理で除くことも可能であるが、計算機負荷の増大や学習データ収集の障害を招くため、可能ならば光学系の段階で除去することが望ましい。この目的のために、これまで図4に示す複眼光学系を代表例として他にも様々な光学系を開発し、工程や検査対象の特性に応じて使い分けている。

3.2.1 複眼光学系

薄板製品工程向けに最初期に開発した光学系であり、棒状光源 (初期には蛍光灯、のちにメタルハライド光源+ファイバライトガイド) で鋼板を照射し、同一部位を異なる正・乱反射の2つの角度で観察することで、輝度情報の組み合わせにより欠陥種別の判定性能を向上させている。初期の画像処理ソフトウェアは、形態に関する特徴量が貧弱であり、それを輝度情報の増加で補う必要があったためである。代表的な欠陥と輝度の組み合わせの関係を表1に示す。

3.2.2 信頼性向上への取り組み

光学系は、ライン内に設置されるため、粉塵や高温、飛散水などの悪環境に耐えるとともに、板破断などの異常操作にもなるべくダメージが少なくなるような設計を行っている。粉塵に対してはエアパージが基本であり、熱間ラインでは水冷ジャケットへの機器格納などを実施している。

蛍光管やメタルハライドランプは比較的寿命が短く、定期的な照度測定および数か月単位でのランプ交換が要求さ

Multiple angle camera type

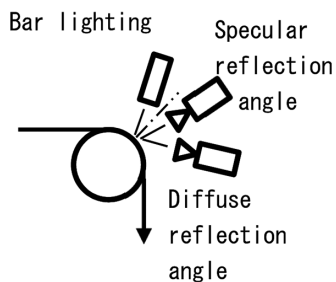


図4 自社製表面検査装置の代表的な光学系
Major type of inspection optics

れていたが、パワーLED照明の実用化により数年単位の寿命が得られるようになり、メンテナンスの労力が劇的に減少した。ただし、素子冷却には注意する必要がある、日本製鉄では積極的な水冷化を指向している。

3.3 画像処理による欠陥検出

3.2節の光学系によって撮影された画像から画像処理によって表面欠陥を検出、さらに欠陥の種類に分類する (図5)。前処理では、レンズや照明による輝度むらの除去 (シェーディング補正、輝度コントラストの調整など) を行う。これらは後段の処理の精度を上げたり、悪影響を与える因子を除去したり、欠陥領域の輪郭を強調したりするために行う。

二値化では、設定した輝度閾値を用いて背景と前景 (欠陥候補) の画素に分割する。輝度閾値は上閾値と下閾値の2種類あり、上閾値以上あるいは下閾値以下の輝度を持つ画素を前景、それ以外を背景とする。輝度閾値は、処理対象の画像の輝度の分散に基づいて動的に決定する場合と、すべての画像に対して固定の場合がある。いずれの場合でも処理対象の画像全体に対して一律の値であるため、画像にシェーディング等の輝度の不均一が残っていると誤った結果となる。そのため、前処理で輝度むらを正確に除去する必要がある。

二値化で得られた前景の画素をラベリングによってグループ化する。グループ化された画素は一般的にプロップ (Blob) と呼ばれ、このプロップが欠陥候補である。そのため、

表1 欠陥種別と輝度の関係
Relationships between luminance and defect type

	Dirt	Sliver	Scratch
Specular reflection	Dark 	Dark 	Bright
Diffuse reflection	Dark 	Bright 	Dark

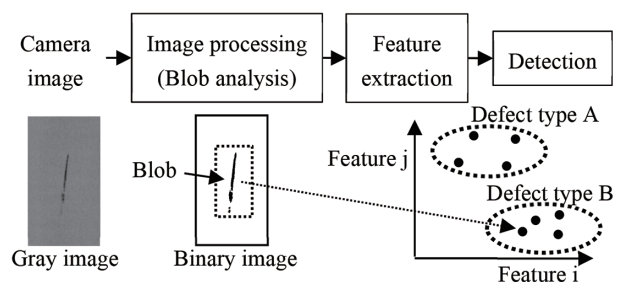


図5 疵検出の画像処理フロー
Diagram of defect detection

検出する必要がある欠陥部が前景となるように二値化の閾値を調整する必要がある。閾値を緩く設定すると多くの欠陥候補が得られるが、後段の計算量は欠陥候補の数によって増加するため、それ以降の画像の処理開始時間が遅れる。この遅延が連続すると輻輳状態に陥り、処理待ちの画像バッファがオーバフローして未検査領域が発生する。つまり二値化の閾値は、未検出発生と未検査領域発生とのトレードオフで決定しなければならない。

ラベリングで得られたプロブに対して、特徴量を計算する。この特徴量に対して後段の欠陥判定ロジックを用いることで、欠陥なのか偽欠陥なのかの判定、および欠陥と判定した場合はその種類および有害度の判定を行う。

算出する特徴量はマシンビジョンの汎用的な特徴量に加えて、特定の欠陥を判定するためにその特徴に特化した特徴量を設計する場合も多い。また特徴量だけでなく、前処理や二値化においても同様に、欠陥の形態や発生位置の事前知識などに基づいて独自のフィルタ処理や閾値処理を設計したりする。このように特化した特徴量は市販の検査装置では実現が難しく、ユーザが検査装置を内製する最大のメリットの一つと考える。つまり内製することにより、欠陥の特徴についての知識やノウハウを自由に、かつ迅速・低コストで検査装置に実装することで、その性能を向上することができる。

算出した特徴量を用いて欠陥候補（プロブ）の判定を行う。各欠陥候補は特徴量の軸で張られる多次元空間中の一点であるため、この特徴量空間に判定の境界線を設定することで判定を実現する。境界線の設定には、IF-THENルールと機械学習を用いている。IF-THENルールは、特徴量とその範囲を条件部に持つルールであり、条件部を入れ子することで複雑な境界線を表現することができる。機械学習は、特徴量とその正解の判定で構成される教師データを学習させることで、ある手順に従った最適な境界線を算出することができる。その一種であるサポートベクターマシン（Support Vector Classifier）は、境界線を事前にパラメータ化した関数にフィッティングするのではなく、教師データの分布から決定する手法であり、境界線をその判別の裕度（マージン）を最大化するように決定することができる⁷⁾。また、カーネル関数を導入することで、判別に適した別の空間に特徴量を変換して境界線を決定する手順を、特徴量を変換する演算を経ずに行うことができる。カーネル関数としてRBF（Radial Basis Function）を用いることで、非線形の無次元空間に特徴量を射影し、複雑な形状の境界線を決定することができる。これらのロジックテーブルとサポートベクターマシンを併用した欠陥判定ロジック構築の考え方は4章で述べる。

3.4 ソフトウェア処理の高速化

前述の通り、汎用計算機で動作するソフトウェアで処理

を実装することで、検査装置は実用性を獲得した。画像処理専用のハードウェアでは実現が難しい複雑な処理をソフトウェアでは実装することができ、また必要なときにその処理を変更したり、より高度な処理に増強したりすることができたからである。また内製化することで、初期実装から変更・増強をユーザ側の手の内で実施することができた。一方で、処理内容が増加し複雑化することで、処理時間が増大する問題がある。ソフトウェアの改変は自由に行えるが、それを実行する計算リソースは一定であるので、必然的に処理時間が増えることになる。

近年のコンピュータの性能向上は凄まじく、例えばCPUのコア数は数十に達し、テラバイトのメモリ容量も珍しくない。日本製鉄の検査装置が実用化された当時全盛であったPentium ProやPentium IIはシングルコアであった^{8,9)}。そこで、計算機単体での処理速度を上げるためにデュアルCPUを用いた上に、さらなる高速化の手段としてSIMD（Single Instruction for Multiple Data）型の命令セットを積極的に活用した。さらに、画像バッファなど高頻度でアクセスするメモリのアライメントを最適化することで、バッファを介さない高速なデータ転送命令を使ったり、アセンブリ言語によって機械語レベルでチューニングしたりすることで、CPUやメモリの性能を最大限発揮するソフトウェアを構築した。

2010年頃までは、CPUの動作周波数の向上によって自動的に処理速度も向上したが、周波数の向上の頭打ちが叫ばれ、代わりに仮想スレッドやマルチコアの技術が台頭した^{8,9)}。そのような技術を活用するにはマルチスレッドに対応したソフトウェアが必要となる。前述の通りデュアルCPUでの実行を前提としていたため、当初からマルチスレッドで実行できるソフトウェア構成であり、かつ複数台のカメラ入力を画像単位でスレッドに割り振る設計に統一したため、マルチコア化の進展によって処理の多重化を増やすだけで、処理内容の高度化や複数台カメラを1台のサーバPCで処理するなど、マルチコア化の恩恵を享受することができた。

グラフィクスボードに搭載されるプロセッサ（GPU）は、表示する画素のRGB値を計算する演算装置であったが、ゲームやCG分野からの要請によって3次元空間での座標計算や視点からの距離に基づく陰影処理などの機能が備わるようになった¹⁰⁾。さらに2000年頃からこれらの処理が固定機能ではなくプログラムが可能となり、グラフィクス以外への活用（GPGPU: General-Purpose computing on Graphics Processing Units）が始まった¹⁰⁾。その当時、CPUで実行している画像処理の一部をGPU上に実装する検討を行ったが、まだGPU上に実装する処理に限りがあり、CPUと協調する必要があること、CPUとGPUの各メモリ間で画像を転送する時間がネックとなりリアルタイム処理が難しいことから実現しなかった。しかし近年のGPUの進歩と、

GPGPU を支援する NVIDIA 社の CUDA のような実装・実行環境の発展により、2018 年より GPU でのリアルタイム処理を実機化している。これにより、より高分解能の画像や複数台のカメラに対する処理、高速な生産ラインへの適用など、より複雑な画像処理の実現が可能となり、欠陥の検出精度や検出対象欠陥の拡大に貢献した。次に述べる欠陥検出・判定処理への深層学習の適用に伴い、GPU をこれまで以上に多用することになる。

3.5 深層学習の活用

近年の高い品質要求レベルに応えるには、欠陥の検出・判定精度をさらに向上させる必要がある。各工程のニーズに合わせて画像処理や特徴量を個別に開発するこれまでの方針を継続することでその実現は可能ではある。一方で、実機化が進み稼働する多数の検査装置の精度を効率的に向上させる技術を実用化できれば、鋼材生産での品質管理の高度化や事業領域の拡大に早期に貢献することができる。

深層学習は非常に多数の層を備えたニューラルネットワークである。基本的な技術は 1980 年代の 3 層ネットワーク、逆誤差伝播学習法、ネオコグニロンなどを踏襲するが、多層での学習困難の克服や、大規模ネットワークを学習する計算機やソフトウェアの発展、インターネットを活用した学習データの収集などにより、主に画像認識や自然言語処理で人間と同等以上の精度を発揮するタスクが出現している¹¹⁾。

画像からの欠陥検出・判定に深層学習を適用する検討は 2016 年に開始した。カメラで撮影した画像を入力とし、画素毎に欠陥の種類を判定するタスク(図 6)を用いて、従来の画像処理と特徴量を用いた欠陥検出・判定処理では課題があった欠陥への適用・実機化を推進している。この知見から、深層学習によって十分な精度が達成できることが分かったが、それには大量の教師データが必要であること、その精度維持のためには教師データの収集と再学習を継続的に実施する仕組みが必要であること、発生頻度が低い欠陥や特徴が明確な欠陥には従来の画像処理と特徴量による手法を併用すべきこと、が分かった。

大量の教師データを収集する手段の一つとして、全社で教師データを集約し全社共通のモデルの開発を推進してい

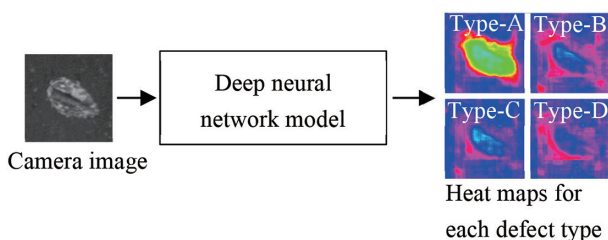


図 6 深層学習モデル (セグメンテーション)
Structure of deep-learning segmentation model

る。全国の製鉄所で実機化した検査装置で収集した画像に対してアノテーションした結果を集約することで、単一の検査装置よりも大量の教師データが得られる。また、開発した全社共通モデルを各製鉄所の検査に用いることで、検査基準やレベルの統一を図ることができる。

この方針の下、薄板および厚板において画像に基づいて欠陥の種類やアノテーションの基準の統一を行った後に、教師データの集約を行い、全社共通モデルの開発を行った。酸洗工程への適用検討を行った結果、従来よりも検出・判定精度が大幅に向上することが分かった。既に実機化は決定しており、各製鉄所に順次、横展開を進める。

大量の教師データを必要とする課題に対しては、より情報の少ない教師データを用いることができる弱教師学習の適用も検討している。現在はセグメンテーションのタスクを用いているため、アノテーションでは欠陥部の画素を欠陥の種類別に塗り分ける必要があり、作業負荷が高い。そこで画像の欠陥領域単位で欠陥の種類だけを付与(ラベリング)した教師データも併用することで、精度が向上することを確認している。

また、深層学習モデルの精度を維持するには、学習データの収集とモデルの再学習を継続的に実行する必要がある。このときの学習データも全社で収集することが有効である。また、モデルの学習に必要な高速 GPU を備えた計算機は全社共通の基盤上に配置して共用した方が投資効率が高い。このような MLops 環境の構築を日本製鉄の DX 基盤である NS-DIG^{®12)} 上で運用することを狙い、現在開発を進めている。

3.6 データ利活用

表面検査装置は欠陥の場所や画像を検査員にガイダンスして欠陥の見逃し防止に活用すること、および、品質異常の改善や、品質トレンドの管理に活用していることを述べた。

鋼材の品質は、溶鋼の成分と複数のプロセスを経て操業した結果であり、鋼材表面に欠陥が発現する工程と、欠陥の原因工程が異なる場合がある。従って、品質異常の改善を進めるときは、それぞれの工程の操業データと表面検査装置のデータを用いて解析を行う。

鋼材の欠陥は工程を通過する毎に形態が変化するため、品質異常が発生した場合、特定の欠陥画像データを工程毎にトラッキングして一覧で確認することで、欠陥の形態変化の定量化を行い、欠陥発生原因の特定を行うなど、現場が改善活動を進めるために必要な機能開発も進めてきた。

国内の表面検査装置のデータは、RDBMS (リレーショナルデータベース) に保管され、その一部は全社で共有される。鋼材の製造工程の操業実績データ、各種計測装置や鋼材の試験結果データなどと組み合わせて BI (Business Intelligence) ツールを用いて利活用している。自らの工程で検

出した欠陥や製造データを、前工程にフィードバックすることで製造条件の改善を図り、次工程にフィードバックすることで操業工程の変更や作業の段取りを改善している。

各工程の表面検査装置が撮像している鋼材全長の画像データは、圧延比率に対応して画像を圧縮して解析を進めることで、疵の原因工程の特定に活用し、鋼材表面性状の健全性の管理に活用している。

4. 表面検査装置の調整と性能維持

表面検査装置の性能を発揮するためには、工場に設置後の調整と維持管理が重要である。以下、撮像、検出、判定の3ステップに分けて調整方法を説明し、性能維持についても述べる。

4.1 撮像：光学系調整

鋼板表面の画像を欠陥の検査に適した品質で撮像するために光学系の調整を行う。具体的には照明とカメラの位置、ピント、撮影分解能、隣り合うカメラ視野のオーバーラップ量、レンズの絞り、カメラの露光時間等をすべての鋼種で適切な値に調整する。

4.2 検出：二値化パラメータ調整

撮像した鋼板表面画像から欠陥候補部分を検出するために二値化パラメータ調整を行う。表面検査装置で製品鋼板の表面画像を撮影して収集した欠陥部周辺の生画像に対し、3.3節で述べた二値化輝度閾値を適切な値に調整することで欠陥部分を検出する。ここで検出しなかった欠陥は未検出となるため、この段階で有害欠陥の未検出率をゼロに調整することが必須条件である。

4.3 判定：ロジック調整

検出した欠陥候補部分の画像と特徴量から欠陥名称と有害度を自動判定するロジックの調整を行う。まず、判定フローを構築する。欠陥候補の寸法からIF-THENルールで点状や縦線状等の形状を判別する機能を有するブロックと、形状毎に欠陥名称を判別するブロック、欠陥名称毎に有害度を判別するブロックなど、機械学習アルゴリズムを用いた各ブロックをつなぎ合わせることで全体の判定フローを構築する。ここで、調整員が自由に判定フローを構築すると精度のばらつきや引き継ぎ困難等の問題が生じるため、社内で標準的な処理フローを規定した。

次に、ライン稼働中に表面検査装置で鋼板表面を検査して得た欠陥候補部分のデータの中から教師データを収集する。欠陥候補画像は特徴量データとセットになっており、これに人が目視で判定した欠陥名称と有害度を付与して教師データとする。ここで付与した欠陥名称と有害度が判定ロジックの精度に直結するため重要であり、熟練の検査員

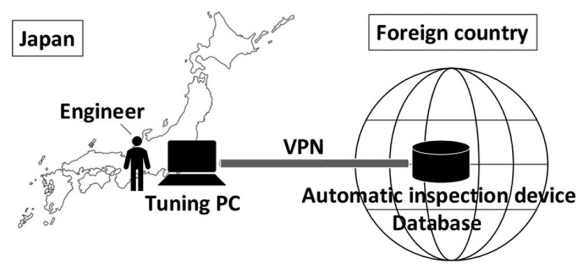


図7 海外拠点のリモートチューニング
Tuning and maintenance for overseas works

の目視判定に基づいて設定する。こうして集めた教師データを学習させることで判定ロジックができる。この判定ロジックを表面検査装置に適用して製品鋼板を検査し、判定結果が誤ったデータを収集して正しい欠陥名称と有害度を付与して追加の教師データとし、これを追加学習させた判定ロジックを表面検査装置に更新するというサイクルを繰り返すことで精度を向上して行き、目標の精度に到達した時点で調整完了とする。

海外の工場に表面検査装置を設置する場合は、初期の立ち上げは調整員が現地に赴いて直接調整業務を行い、その後の維持管理は国内からVPN回線を用いたりリモート環境で行う(図7)。これにより海外拠点の表面検査装置の維持管理を効率化するとともに、日系企業の現地生産拠点で必要とされる高級鋼需要に対応している。

5. 今後の展望

5.1 光学系

連続製造から製品工程まで欠陥部位の全長画像がトラッキングできるようになった現在、目視調査の結果、これまで原因不明だった製品欠陥が熱間圧延や連続製造ラインの半製品において表面模様の偽欠陥に紛れて表面に存在することが分かってきた。このような欠陥を半製品段階で自動検出するためには、より高分解能の撮影が必要であり、照明の高強度化およびカメラの高速化を図っていく。

5.2 欠陥検出・判定処理

撮影した画像からの欠陥検出・判定処理は、従来の画像処理と特徴量を用いた手法と、深層学習モデルを用いた手法の両方を併用する。欠陥の形態などの特徴が明確で安定な場合は、従来手法が有利であるからである。一方で、これまでの画像処理では検出や判定が難しかった欠陥を中心に、深層学習モデルを適用するケースが多くなる。一方で、深層学習モデルには大量の学習データが必要であり、かつ精度維持のためには継続的な再学習が必要である。それには個人に依存しない仕組みを構築する計画である。

5.3 データ利活用

表面検査装置の欠陥データや鋼材表面の画像データを活

用して、鋼材の品質管理および精整検査に関わる日常業務は、より一層効率化する。欠陥判定モデルが統一化された表面検査装置のデータを用いて、表面品質のトレンドを社内で共有化し、品質課題の対応を早期化することで、海外の製造工場を含めた品質管理の高度化および標準化を進める予定である。

参考文献

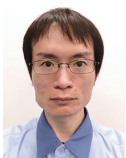
- 1) 益子羊了：光学. 14 (6), 480 (1985)
- 2) 島田雅良, 森岡義久：CAMP-ISIJ. 3, 1330 (1990)
- 3) 吉原敦, 田中宏幸：CAMP-ISIJ. 8, 370 (1995)
- 4) 奥野眞, 虎尾彰, 戸村寧男, 辻本雅己, 大井啓二：CAMP-ISIJ. 12, 286 (1999)
- 5) 平田丈英, 浅野一哉, 戸村寧男, 丹治雅之, 足立修一：CAMP-ISIJ. 21, 1126 (2008)
- 6) Jonker, K.: Proceedings of International Surface Inspection Summit 2011
- 7) Cristianini, N. et al.: An Introduction to Support Vector Machine and Other Kernel-based Learning Methods. 2000
- 8) Ando, H.: プロセッサを支える技術. 2011
- 9) Ando, H.: コンピュータアーキテクチャ技術入門. 2018
- 10) Ando, H.: GPUを支える技術. 2017
- 11) 岡谷貴之：深層学習. 2015
- 12) 日本製鉄：プレスリリース
https://www.nipponsteel.com/news/20190425_200.html



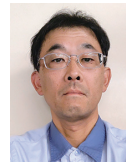
今野雄介 Yusuke KONNO
 プロセス研究所
 リーディングリサーチャ
 千葉県富津市新富20-1 〒293-8511



小林尊道 Takamichi KOBAYASHI
 技術総括部 一貫最適化推進室
 部長代理



椎原秀行 Hideyuki SHIBARA
 設備・保全技術センター
 システム制御技術部 計装エンジニアリング室
 計装第二課 主幹



梅村 純 Jun UMEMURA
 プロセス研究所
 計測・制御研究部長



古家順弘 Nobuhiro FURUYA
 設備・保全技術センター
 システム制御技術部 システム制御技術室
 上席主幹